

Научная статья
УДК 502/504; 528.88
DOI: 10.21209/2227-9245-2024-30-1-28-39

Геоэкологическое картирование застройки на паводкоопасных территориях городов Шилки и Нерчинска Забайкальского края с использованием спектрального индекса NDBI и нейронной сети

Денис Владимирович Кочев

Забайкальский государственный университет, г. Чита, Россия
denis.ko4ev@yandex.ru

Информация о статье

Поступила в редакцию
04.02.2024

Одобрена после
рецензирования 12.02.2024

Принята к публикации
17.02.2024

Ключевые слова:

дешифрирование,
наводнения,
паводкоопасные
территории, спектральные
индексы, дистанционное
зондирование Земли,
Landsat-8 OLI, сверточные
нейронные сети,
геоинформационный
анализ, оценка точности,
каппа

Проблема наводнений всегда является актуальной ввиду их разрушительности, частоты и слабой прогнозируемости. Осложняет ситуацию тот факт, что поймы рек используют в целях хозяйственной, рекреационной и иной деятельности, тем самым подвергая риску уничтожения и деградации любые объекты и продукты жизнедеятельности человека во время паводков. Поэтому картирование и пространственно-временной мониторинг паводкоопасных территорий с целью анализа и прогноза вероятного материального и экономического ущерба объектам хозяйственной деятельности от угрозы наводнений является актуальной научной проблемой, которую можно решить при помощи геоинформационных систем с использованием спутниковых данных, обработанных при помощи спектральных индексов и сверточных нейронных сетей. Объект исследования – паводкоопасные территории городов Шилки и Нерчинска Забайкальского края. Цель – оценка точности дешифрирования хозяйственно освоенных территорий на паводкоопасных территориях г. Шилки и г. Нерчинска с целью определения эффективного порога отделения исследуемых объектов. Задачи исследования: сбор и формирование архива данных дистанционного зондирования Земли программы Landsat-8 OLI; инференс космических снимков на нейронной сети и использование их в качестве эталонного изображения; вычисление спектральных индексов NDBI по данным Landsat-8; определение площадей застроенных и хозяйственно осваиваемых территорий на изображениях; оценка точности и сравнительный анализ результатов выделения объектов застройки и хозяйственной деятельности; выявление преимуществ, недостатков, границ применимости используемых методов дешифрирования объектов застройки и хозяйственной деятельности на паводкоопасных территориях. Произведена оценка точности и достоверности результатов дешифрирования объектов застройки и хозяйственной деятельности методами вычисления спектрального индекса NDBI, инференсом сверточной нейронной сети по данным Landsat 8 OLI на паводкоопасных территориях г. Шилки и г. Нерчинска. Определены наиболее эффективные методы, параметры и пороги дешифрирования объектов застройки и хозяйственной деятельности с целью мониторинга развития паводкоопасных территорий и контроля паводкоопасной обстановки.

Original article

Geocological Mapping of Buildings in Flood-Prone Areas Shilka and Nerchinsk (Transbaikalia), Using the NDBI Spectral Index and a Neural Network

Denis V. Kochev

Transbaikal State University, Chita, Russia
denis.ko4ev@yandex.ru

Information about the article

Received February 4, 2024

Approved after review
February 12, 2024

Accepted for publication
February 17, 2024

At all times, the problem of floods has been relevant due to their destructiveness, frequency and poor predictability. The situation is complicated by the fact that floodplains are used for economic, recreational and other activities, thereby exposing the risk of destruction and degradation of any objects and human waste products during floods. Therefore, mapping and spatiotemporal monitoring of flood-prone areas in order to analyze and predict the likely material and economic damage to facilities of economic activity from the threat of floods is an urgent scientific problem that can be solved by geographic information systems using satellite data processed by spectral

Keywords:

decryption, floods, flood-prone areas, spectral indices, remote sensing of the Earth, Landsat-8 OLI, convolutional neural networks, geoinformation analysis, accuracy assessment, kappa

indices and convolutional neural networks. The object of the study is the flood-prone territories of Shilka and Nerchinsk (Transbaikal Region). The purpose is to assess the accuracy of economically developed territories decryption in flood-prone areas of Shilka and Nerchinsk in order to determine the effective threshold for separation of the studied facilities. Research objectives are as follows: collection and formation of an archive of Earth remote sensing data of the Landsat-8 OLI program; inference of satellite images on a neural network and their use as a reference image; calculation of NDBI spectral indices based on Landsat-8 data; determination of the areas of built-up and economically developed territories in the images; assessment of the accuracy and comparative analysis of the results of the development facilities allocation and economic activity; identification of advantages, disadvantages, applicability limits of the methods used to decrypt buildings and objects of economic activity in flood-prone areas. The accuracy and reliability of the results of the decrypting buildings and objects of economic activity by calculating the NDBI spectral index, the inference of a convolutional neural network according to Landsat 8 OLI data in flood-prone areas of Shilka and Nerchinsk have been evaluated. The most effective methods, parameters and thresholds for decrypting buildings and objects of economic activity have been determined in order to monitor the development of flood-prone areas and control the flood-prone situation.

Введение. Хозяйственное освоение прибрежных территорий и пойм рек в целях повышения доступности водных ресурсов несёт значительный риск ущерба от наводнений. В XX в. наводнения не только нанесли значительный материальный ущерб, но и привели к потере более 9 млн человек во всём мире [10]. От дождевых паводков в Забайкальском крае в июле 2018 г. пострадало около 12 тыс. человек. Затоплению подверглись 28 придомовых территорий многоэтажных домов, 2030 приусадебных участков, 2749 дачных участков и от 776 до 846 жилых домов (по разным данным) [8].

Крупные паводки в Забайкальском крае отмечаются рядом авторов уже с середины XIX столетия в Нерчинском и Шилкинском районах, соответственно от рек Нерча и Шилка. Указывается, что г. Нерчинск после наводнений приходилось неоднократно возводить заново [9]. Приводятся сведения, что крупные паводки наблюдались в 1897, 1922, 1948, 1969 гг. [2]. Если к данному ряду добавить случаи наводнений 1991 и 2018 гг., то можно говорить о связи с 30-летними циклами увлажнённости региона и атмосферными осадками [1]. Обусловлено это тем, что осадки имеют решающее значение в формировании паводков, что подтверждает актуальность проблемы наводнений [9].

Объект исследования – паводкоопасные территории г. Шилки и г. Нерчинска Забайкальского края.

Цель – оценка точности дешифрирования спектральным индексом NDBI застроенных территорий на паводкоопасных зонах г. Шилки и г. Нерчинска с целью определения эффективного порога отделения объектов

застройки и хозяйственной деятельности на мультиспектральных космических снимках Landsat с последующим сравнением полученных результатов с инференсом на сверточной нейронной сети [12].

Задачи исследования: сбор и формирование архива данных дистанционного зондирования Земли программы Landsat-8 OLI; инференс космических снимков на нейронной сети и использование их в качестве эталонного изображения; вычисление спектральных индексов NDBI по данным Landsat-8; определение площадей застраиваемых территорий на изображениях; оценка точности и сравнительный анализ результатов выделения объектов застройки и хозяйственной деятельности; выявление преимуществ, недостатков, границ применимости используемых методов дешифрирования объектов застройки и хозяйственной деятельности на паводкоопасных территориях.

Предмет исследования: геоэкологическое картирование паводкоопасных территорий с помощью спектральных индексов и сверточной нейронной сети.

Материалы и методы исследования. Мониторинг хозяйственной освоенности паводкоопасных территорий позволит осуществлять их рациональное использование, восстановление, а также безопасное планирование и развитие хозяйственного потенциала. Появится возможность оценки потенциального ущерба застройке и другим важным объектам экономики от паводков и неблагоприятных гидрометеорологических явлений. Для поиска и определения объектов застройки и хозяйственной деятельности использовались мультиспектральные данные

дистанционного зондирования Landsat 8-OLI и спектральный индекс NDBI – Normalized Difference Built-up Index (нормализованный разностный индекс застройки), а также инференс (запуск предварительно обученной нейронной сети для сегментирования спутниковых изображений) свёрточной нейронной сети с энкодером SEResNeXt50 архитектуры U-Net.

Разработанность темы. Согласно современным данным научных исследований, наблюдается увеличение рисков возникновения чрезвычайных ситуаций и размера ущербов от опасных природных явлений гидрометеорологического характера в связи с застройкой опасных территорий. Оперативный мониторинг данных зон возможен благодаря использованию данных дистанционного зондирования Земли. Однако отмечаются проблемы в анализе этих данных ввиду их значительного объёма и длительной, трудоёмкой обработки [6; 11].

По классификации LZhang, традиционно выделяют три метода детектирования застройки: 1) преобразование Хафа (происходит путём процедуры голосования и выдвижения предположения об искомом объекте, представленном определённым классом геометрических фигур); 2) выделение зданий с помощью пространственно-высотной информации (вычисление и фильтрация облака точек в пространстве); 3) использование спектральной информации об объектах [15].

Несмотря на разнообразие методов выделения застройки, каждый из них имеет определённые ограничения и границы применимости. Автоматизация процесса дешифрирования застройки достигается не в полной мере. Также отмечаются многие ошибки при обработке данными методами. По этой причине в настоящее время во все сферы деятельности широко внедряются алгоритмы искусственного интеллекта ввиду их высокой производительности и гибкости в решении многих теоретических и прикладных задач [3; 6; 15].

Благодаря использованию алгоритмов искусственного интеллекта, в частности технологий глубокого обучения свёрточных нейронных сетей, появляется возможность классификации, извлечения структуры исследуемых объектов. Это приближает данный тип анализа к визуальному дешифрированию, что является неоспоримым преимуществом по сравнению с традиционными методами

автоматического дешифрирования объектов застройки [3].

Результаты исследования и их обсуждение. Для решения проблем использования паводкоопасных территорий необходимо на начальном этапе сформировать базу данных дистанционного зондирования Земли. Распространённым источником информации о подстилающей поверхности является программа созвездия спутников Landsat ввиду её доступности, длительности и частоты наблюдений за исследуемыми объектами (программа запущена в 1972 г. и действует до настоящего времени) [5].

Для вычисления спектральных индексов необходим набор снимков разных спектральных каналов. При загрузке изображений из облачного сервиса геологической службы USGS Earth Explorer присутствует возможность загрузки как отдельных каналов, так и всего пакета каналов требуемого изображения. Для загрузки и обработки данных дистанционного зондирования Земли использовался модуль Semi-Automatic Classification Plugin (SCP) и геоинформационная система Quantum GIS (QGIS) версии 3.34.1 (рис. 1).

После формирования архива данных был произведён расчёт спектрального индекса (1). Для выделения застроенных территорий используют нормализованный разностный индекс застройки NDBI (Normalized Difference Built-up Index) по причине его точности и высокой продуктивности, которая составляет порядка 92,6 %, что, по мнению учёных, является хорошим результатом и сравнимо с ручным визуальным дешифрированием территорий при разрешении снимков до 30 м/пиксель [14]

$$NDBI = \frac{\rho_{SWIR} - \rho_{NIR}}{\rho_{SWIR} + \rho_{NIR}}, \quad (1)$$

где SWIR – ближний инфракрасный канал в диапазоне 0,845–0,885 мкм; NIR – ближний инфракрасный канал в диапазоне 1,560–1,660 мкм (рис. 2).

На следующем этапе производилась бинарная классификация с целью отделения объектов застройки и хозяйственной деятельности от неосвоенной территории и водных объектов. Для лучшего результата создана выборка различных порогов бинарной классификации для эффективного отделения застройки (табл. 1).

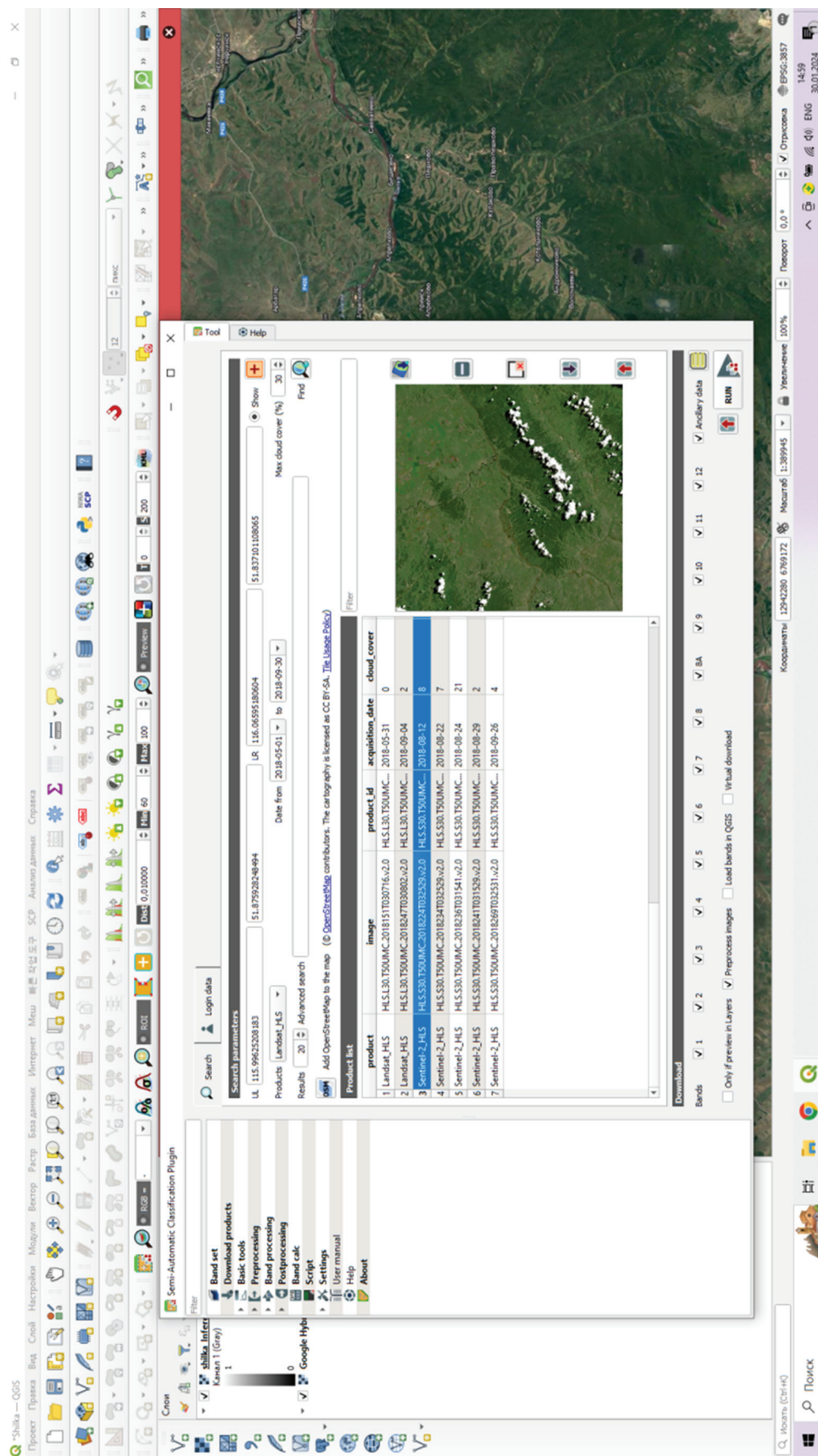


Рис. 1. Рабочее окно программы Quantum GIS с плагином SCP / Fig. 1. The working window of the Quantum GIS program with the SCP plugin

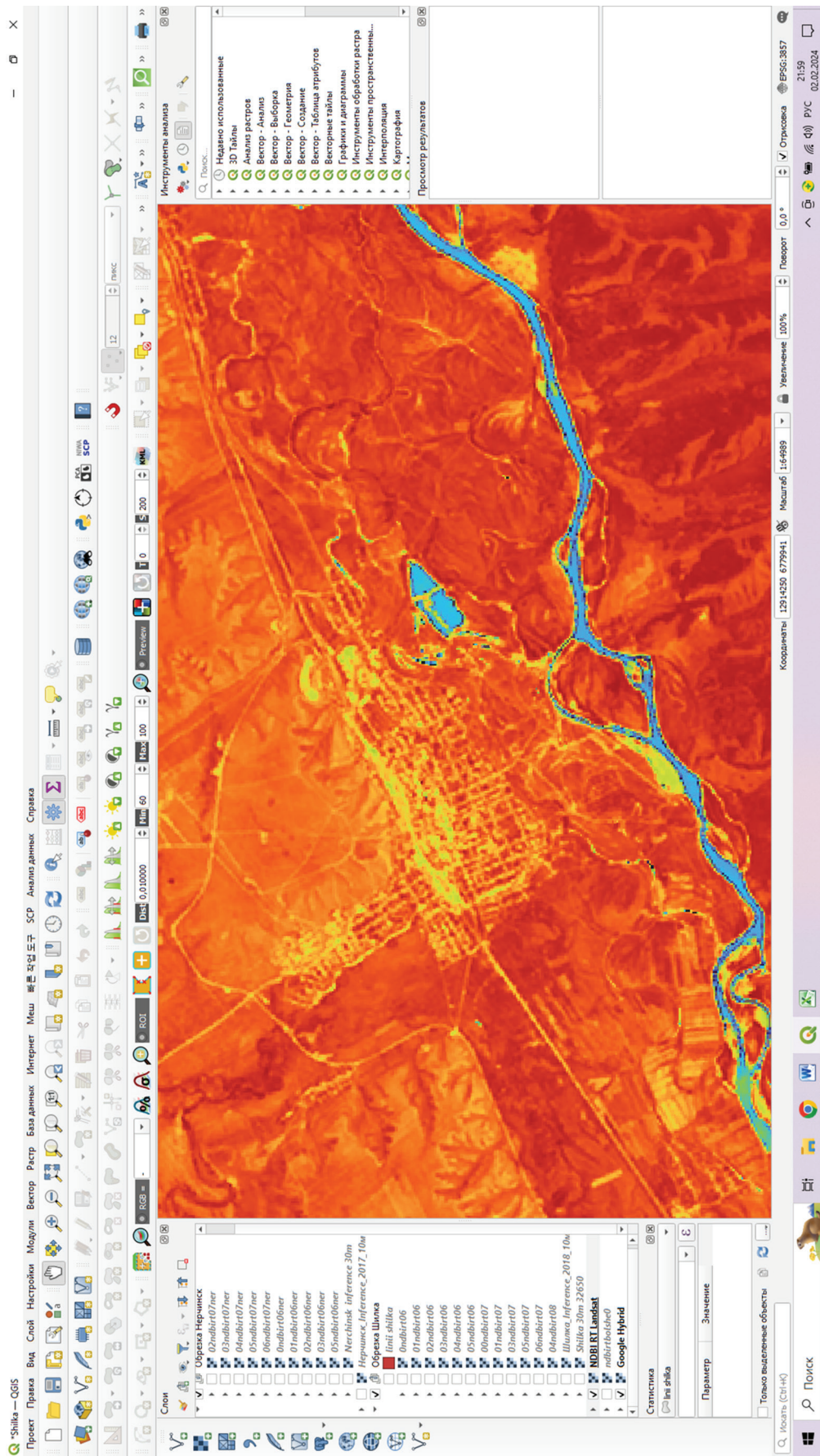

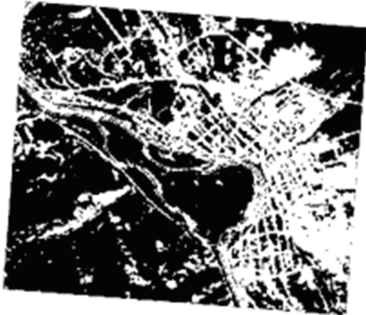
















Рис. 2. Результат вычисления спектрального индекса NDBI / Fig. 2. The result of calculating the NDVI spectral index calculating

Таблица 1 / Table 1

Выборка порогов бинарной классификации / Sampling of binary classification thresholds

Классификация объектов г. Шилки / Classification of facilities in Shilka	Классификация объектов г. Нерчинска / Classification of facilities in Nerchinsk
<p>Порог / Threshold 0,5–0,6</p> 	<p>Порог / Threshold 0,6–0,7</p> 
<p>Порог / Threshold 0,4–0,8</p> 	<p>Порог / Threshold 0,5–0,7</p> 
<p>Порог / Threshold 0,3–0,7</p> 	<p>Порог / Threshold 0,4–0,7</p> 
<p>Порог / Threshold 0,3–0,6</p> 	<p>Порог / Threshold 0,3–0,6</p> 

Классификация объектов г. Шилки / Classification of facilities in Shilka	Классификация объектов г. Нерчинска / Classification of facilities in Nerchinsk
<p>Порог / Threshold 0,2–0,6</p> 	<p>Порог / Threshold 0,2–0,6</p> 
<p>Порог / Threshold 0,1–0,7</p> 	<p>Порог / Threshold 0,1–0,6</p> 
<p>Порог / Threshold 0,1–0,6</p> 	<p>Порог / Threshold 0,0–0,6</p> 
<p>Обработка свёрточной нейронной сетью / Convolutional neural network processing</p> 	<p>Обработка свёрточной нейронной сетью / Convolutional neural network processing</p> 

Для определения эффективного порога дешифрирования в качестве эталона рациональнее использовать результат сегментации нейронной сети в связи с тем, что дешифрирование застройки и объектов хозяйственной деятельности на ней производилось в более высоком разрешении (порядка 10 м). Для получения корректных

результатов с изображением производился процесс ресемплинга (resample) до разрешения Landsat – 30 м (рис. 3).

В результате растр бинарной классификации переводился в векторный слой для расчёта площади объектов на растрах. Также при анализе была убрана водная поверхность (рис. 4).

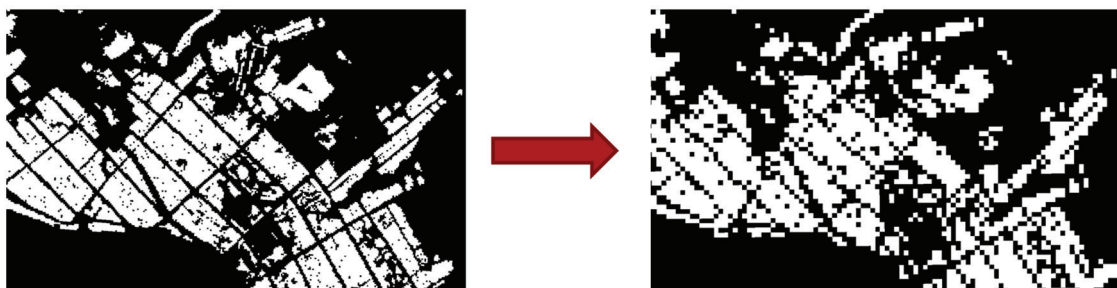


Рис. 3. Ресемплинг (понижение разрешения растра с 10 до 30 м/пиксель) / **Fig. 3.** Resampling (lowering the resolution of the raster from 10 to 30 m/pixel)

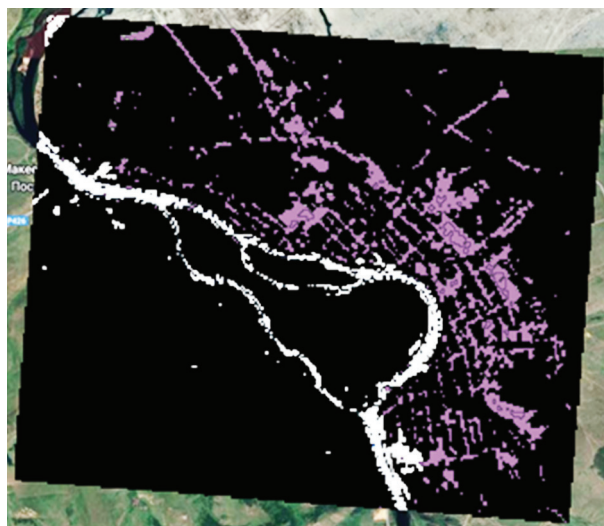


Рис. 4. Границы водной поверхности, извлечённые из анализа (выделены белым цветом) / **Fig. 4.** The boundaries of the water surface extracted from the analysis are highlighted in white

После отсека воды произведён расчёт площадей каждого векторного слоя рассчитанных порогов с помощью калькулятора полей. Результаты, представленные на графиках, не дают однозначного ответа о наиболее эффективном пороге отделения застройки и объектов хозяйственной деятельности. Большие значения площадей не означают «лучше». Они не дают гарантии достоверного результата в связи с тем, что неправильно подобранный порог помимо застроенных территорий выделяет также водные объекты, сельхозугодия, растительность, пустые участки и т. д. (рис. 5).

Далее рассчитывается матрица ошибок и параметр каппа-статистика для оценки точности результата классификации. Оценка точности классификации является неотъемлемой частью исследований для их верификации. Без оценки точности полученные результаты могут быть недостоверными [7]. Результат оценки важен для получения гарантии качества классификации. Согласно полученным результатам, порог 0,5–0,7 является самым эффективным для целей выделения объектов застройки и объектов хозяйственной деятельности с помощью индекса NDBI. Он имеет среднюю степень согласованности

по коэффициенту каппа-статистики (табл. 2). Каппа является показателем степени согласия между двумя измерениями одной и той же категориальной переменной с учётом фактора случайности.

$$\hat{k} = \frac{\text{observed accuracy} - \text{chance agreement}}{1 - \text{chance agreement}}, \quad (2)$$

где *observed accuracy* – наблюдаемая точность; *chance agreement* – случайное соглашение.

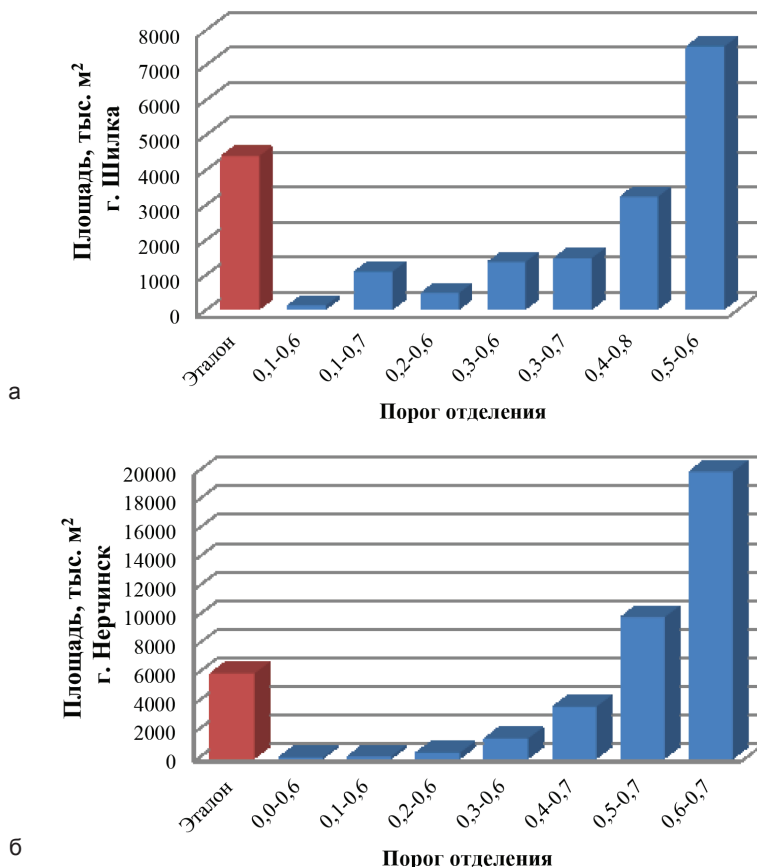


Рис. 5. Графики выделенных площадей для рассчитанных порогов отделения застройки и объектов хозяйственной деятельности: а – г. Шилка; б – г. Нерчинск / **Fig. 5.** Graphs of allocated areas for calculated separation thresholds of buildings and objects of economic activity: а – Shilka; б – Nerchinsk

Таблица 2 / Table 2

Оценка точности и сравнительный анализ результатов выделения объектов застройки и объектов хозяйственной деятельности / Assessment of the accuracy and comparative analysis of the results of the allocation of buildings and objects of economic activity

Город Шилка / Shilka city			Город Нерчинск / Nerchinsk city		
Порог отделения / Separation threshold	Площадь, тыс. м ² / Area, thousand m ²	Каппа / Каппа	Порог отделения / Separation threshold	Площадь, тыс. м ² / Area, thousand m ²	Каппа / Каппа
Эталон (СНС) / Reference (CNN)	4381		Эталон (СНС) / Reference (CNN)	5958912	
0,1–0,6	112	-0,001920	0,0–0,6	74	-0,028433
0,1–0,7	1076	0,001285	0,1–0,6	149	-0,018695
0,2–0,6	468	0,001285	0,2–0,6	405	0,015479
0,3–0,6	1352	0,013966	0,3–0,6	1409	0,083184
0,3–0,7	1459	0,013966	0,4–0,7	3625	0,185156
0,4–0,8	3219	0,074148	0,5–0,7	9899	0,249130
0,5–0,6	7513	0,080261	0,6–0,7	19973	0,177725

Заключение. Дана оценка точности дешифрирования спектральным индексом NDBI хозяйственно освоенных территорий на паводкоопасных участках городов Шилки и Нерчинска для определения эффективного порога отделения объектов на мультиспектральных космических снимках Landsat с последующим сравнением полученных результатов с инференсом на свёрточной нейронной сети. Преимуществом спектральных индексов являются простота расчётов и низкие вычислительные затраты [4]. Спектральные индексы позволяют производить пространственно-временной анализ информации с 1972 г. и до настоящего времени. С помощью индексов возможен поиск и детектирование различных объектов в разных сферах деятельности: динамика растительности и поверхностных вод, урбанизация, развитие сельского хозяйства и т. д. [13; 15]. Недостатком же являются низкая точность выделения требуемых объектов, сезонная изменчивость. Спектральные индексы можно применить только на мультиспектральных изображениях (Sentinel, Landsat). Обычные RGB-изображения не позволяют вычислять спектральные индексы. Также недостатком являются необходимость калибровки и поиска эффективного порога отделения. Основными преимуществами свёрточных нейрон-

ных сетей перед спектральными индексами являются универсальность (подходят любые растровые данные при условии правильного обучения нейронной сети), высокая точность выделения объектов, возможность автоматизации и пакетной обработки без участия человека. За счёт обучения многослойных нейронных сетей есть возможность извлечения структуры объектов, нахождения их принадлежности к классам застройки и объектам хозяйственной деятельности, что приближает этот тип анализа по качеству к визуальному дешифрированию и распознаванию объектов. Однако особенностью данного метода является необходимость трудоёмкого процесса обучения, для чего необходимо наличие большого массива данных для обучения нейронной сети и наличие вычислительных мощностей. Результаты исследования могут позволить учесть ряд важных факторов при планировании рационального использования паводкоопасных территорий в целях повышения качества жизни в регионе. Полученные карты освоенности паводкоопасных зон крупного пространственного масштаба методами обучения свёрточных нейронных сетей можно рекомендовать учитывать органам государственной власти в области охраны водных ресурсов и ликвидации стихийных бедствий.

Список литературы

1. Вахнина И. Л., Обязов В. А., Замана Л. В. Динамика увлажнения в степной зоне Юго-Восточного Забайкалья с начала XIX столетия по кернам сосны обыкновенной // Вестник Московского университета. Серия 5. География. 2018. № 2. С. 28–33. EDN YUUDNA.
2. Калашникова Л. Я., Стасюк О. Н., Авсеенко Н. Д. Наводнения в Забайкальском крае // Инновационные технологии в технике и образовании: материалы VIII Междунар. науч.-практ. конф. (г. Чита, 8–9 декабря 2016 г.). Чита: ЗабГУ, 2016. С. 172–179. EDN YMCUSN.
3. Кочев Д. В., Курганович К. А. Использование данных дистанционного зондирования и алгоритмов искусственного интеллекта для анализа территорий, подверженных наводнениям // Эволюция биосферы и техногенез: материалы Всерос. конф. с междунар. участием. Чита: ИПРЭК СО РАН, 2022. С. 304–307. DOI: 10.57245/978_5_9293_3064_3_2022_2_304. EDN NQHGHU.
4. Кочев Д. В., Шумилова Л. В. Применение спектральных водных индексов на хвостовом хозяйстве Дарасунского рудника по данным дистанционного зондирования Земли программы Landsat // Вестник Забайкальского государственного университета. 2023. Т. 29, № 2. С. 45–60. DOI: 10.2109/2227-9245-2023-29-2-45-60. EDN VWZNGB.
5. Курбанов Э. А., Воробьев О. Н., Губаев А. В., Лежнин С. А., Полевщикова Ю. А., Демишева Е. Н. Четыре десятилетия исследований лесов по снимкам Landsat // Вестник Поволжского государственного технологического университета. Серия «Лес. Экология. Природопользование». 2014. № 1. С. 18–32. EDN RXHHP.
6. Курганович К. А., Шаликовский А. В., Босов М. А., Кочев Д. В. Применение алгоритмов искусственного интеллекта для контроля паводкоопасных территорий // Водное хозяйство России: проблемы, технологии, управление. 2021. № 3. С. 6–24. DOI: 10.35567/1999-4508-2021-3-1. EDN NIEEKC.
7. Файзуллоев Ш. А. Оценка точности классификации данных дистанционного зондирования в ГИС-технологии на примере района каскада ГЭС на реке Вахш // Известия Академии наук Республики Таджикистан. Отделение физико-математических, химических, геологических и технических наук. 2020. № 1. С. 96–103. EDN MHZPOX.

8. Шаликовский А. В. Наводнение-2018 в Забайкальском крае // Кулагинские чтения: техника и технологии производственных процессов: материалы XVIII Междунар. науч.-практ. конф.: в 3 ч. (г. Чита, 28–30 ноября 2018 г.). Чита: ЗабГУ, 2018. Ч. 3. С. 136–140. EDN YUASDZ.
9. Шаликовский А. В. Наводнения в Забайкальском крае: причины, последствия, возможности прогноза // Водные ресурсы и водопользование: сб. тр. (г. Чита, 20 июля 2019 г.). Чита: ЗабГУ, 2019. Вып. 9. С. 11–18. EDN ZVLRFH.
10. Шаликовский А. В. Основы рационального использования паводкоопасных территорий: автореф. дис. ... д-ра геогр. наук: 25.00.36. Чита, 2004. 40 с. EDN NHVWPB.
11. Feizizadeh B., Darabi S., Blaschke T., Lakes T. QADI as a New Method and Alternative to Kappa for Accuracy Assessment of Remote Sensing-Based Image Classification // *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 12. P. 4506. DOI: 10.3390/s22124506. EDN TBUBTP.
12. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. URL: <https://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networks.pdf> (дата обращения: 08.11.2023). Текст: электронный.
13. Qiu S., Lin Y., Shang R. Making Landsat Time Series Consistent: Evaluating and Improving Landsat Analysis Ready // *Remote Sensing*. 2019. Vol. 11, no. 1. P. 51. DOI: 10.3390/rs11010051. EDN TFDHVL.
14. Zha Y., Gao J., Ni S. Use of Normalized Difference Built-Up Index in Automatically Mapping Urban Areas From TM Imagery // *International Journal of Remote Sensing*. 2003. Vol. 24, no. 3. P. 583–594. DOI: 10.1080/01431160304987.
15. Zhang L., Wu J., Fan Y., Gao H., Shao Y. An Efficient Building Extraction Method from High Spatial Resolution Remote Sensing Images Based on Improved Mask R-CNN // *Sensors (Basel)*. 2020. Vol. 20, no. 5.

References

1. Vakhnina I. L., Obyazov V. A., Zamana L. V. Dynamics of moisture in the steppe zone of South-Eastern Transbaikalia from the beginning of the 19th century based on Scots pine cores. *Bulletin of the Moscow University. Episode 5. Geography*, no. 2, pp. 28–33, 2018. EDN YUUDHA. (In Rus.)
2. Kalashnikova L. Ya., Stasyuk O. N., Avseenko N. D. Floods in the Transbaikal Territory. Innovative technologies in technology and education: Collected articles of the VIII International Scientific and Practical Conference (Chita, December 8–9, 2016). Chita: Transbaikal State University, 2016. EDN YMCUSN. (In Rus.)
3. Kochev D. V., Kurganovich K. A. Using remote sensing data and artificial intelligence algorithms to analyze flood-prone areas // *Evolution of the biosphere and technogenesis: proceedings of the All-Russian Conference with international participation*. Chita: IPREK SB RAS, 2022. DOI: 10.57245/978_5_9293_3064_3_2022_2_304. EDN NQHGHU. (In Rus.)
4. Kochev D. V., Shumilova L. V. Application of spectral water indices at the tailings of the Darasun mine according to Earth remote sensing data from the Landsat program. *Bulletin of the Transbaikal State University*, vol. 29, no. 2, pp. 45–60, 2023. DOI: 10.2109/2227-9245-2023-29-2-45-60. EDN VWZNGB. (In Rus.)
5. Kurbanov E. A., Vorobyov O. N., Gubaev A. V., Lezhnin S. A., Polevshchikova Yu. A., Demisheva E. N. Four decades of forest research using Landsat images. *Bulletin of the Volga State Technological University. Series «Forest. Ecology. Nature management»*, no. 1, pp. 18–32, 2014. EDN RXHHFP. (In Rus.)
6. Kurganovich K. A., Shalikovsky A. V., Bosov M. A., Kochev D. V. Application of artificial intelligence algorithms for monitoring flood-prone areas. *Water management of Russia: problems, technologies, management*, no. 3, pp. 6–24, 2021. DOI: 10.35567/1999-4508-2021-3-1. EDN NIEEKC. (In Rus.)
7. Faizulloev Sh. A. Assessment of the accuracy of classification of remote sensing data in GIS technology using the example of the hydroelectric power station cascade area on the Vakhsh River. *News of the Academy of Sciences of the Republic of Tajikistan. Department of physical, mathematical, chemical, geological and technical sciences*, no. 1, pp. 96–103, 2020. EDN MHZPOX. (In Rus.)
8. Shalikovsky A. V. Flood 2018 in the Trans-Baikal Territory. *Kulagin readings: equipment and technologies of production processes: XVIII International scientific and practical conference: in 3 parts (Chita, November 28–30, 2018)*. Chita: Transbaikal State University, 2018. EDN YUASDZ. (In Rus.)
9. Shalikovsky A. V. Floods in the Transbaikal Territory: causes, consequences, forecast possibilities. *Water resources and water use: collection of works (Chita, July 20, 2019)*. Chita: Transbaikal State University, vol. 9, 2019. EDN ZVLRFH. (In Rus.)
10. Shalikovsky A. V. Fundamentals of rational use of flood-prone areas. *Abstract of Doctor of Geographical Sciences*. Chita, 2004. EDN NHVWPB. (In Rus.)
11. Feizizadeh B., Darabi S., Blaschke T., Lakes T. QADI as a New Method and Alternative to Kappa for Accuracy Assessment of Remote Sensing-Based Image Classification. *Sensors*, vol. 22, no. 12, pp. 4506, 2022. DOI: 10.3390/s22124506. EDN TBUBTP. (In Eng.)
12. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Web. 08.11.2023. <https://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neuralnetworks.pdf>. (In Eng.)

13. Qiu S., Lin Y., Shang R. Making Landsat time series consistent: Evaluating and improving Landsat analysis ready. *Remote Sensing*, vol. 11, no. 1, pp. 51, 2019. DOI: 10.3390/rs11010051. EDN TFDHVL. (In Eng.)

14. Zha Y., Gao J., Ni S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, no. 3, pp. 583–594, 2023. DOI: 10.1080/01431160304987. (In Eng.)

15. Zhang L., Wu J., Fan Y., Gao H., Shao Y. An Efficient Building Extraction Method from High Spatial Resolution Remote Sensing Images Based on Improved Mask R-CNN. *Sensors (Basel)*, vol. 20, no. 5, 2020. (In Eng.)

Информация об авторе

Кочев Денис Владимирович, аспирант, старший преподаватель, зав. лабораториями, Забайкальский государственный университет, г. Чита, Россия; denis.ko4ev@yandex.ru. Область научных интересов: геоэкология, дистанционное зондирование Земли, геоинформационные системы, беспилотные летательные аппараты, радиолокация, машинное обучение, нейронные сети.

Information about the article

Kochev Denis V., Postgraduate, Senior Lecturer, Head of Laboratories, Transbaikal State University, Chita, Russia; denis.ko4ev@yandex.ru. Area of scientific interests: geocology, remote sensing of the earth, geographic information systems, unmanned aerial vehicles, radar, machine learning, neural networks.

Для цитирования

Кочев Д. В. Геоэкологическое картирование застройки на паводкоопасных территориях городов Шилки и Нерчинска Забайкальского края с использованием спектрального индекса NDBI и нейронной сети // Вестник Забайкальского государственного университета. 2024. Т. 30, № 1. С. 28–39. DOI: 10.21209/2227-9245-2024-30-1-28-39.

For citation

Kochev D. V. Geocological Mapping of Buildings in Flood-Prone Areas Shilka and Nerchinsk (Transbaikalia), Using the NDBI Spectral Index and a Neural Network // *Transbaikal State University Journal*. 2024. Vol. 30, no. 1. P. 28–39. DOI: 10.21209/2227-9245-2024-30-1-28-39.